

複数の判別手法を用いた 事象関連電位 P300 の判別に関する検討

竹市 幸弘^{1,a)} 吉川 大弘¹ 古橋 武¹

概要: 事象関連電位 P300 は視覚刺激等によって誘発される脳波であり、文字入力型 BCI の一つである P300 speller に用いられている。しかし、脳波は一般的に特徴となる成分がノイズに埋もれてしまうため、特徴を適切に抽出して判別を行う必要がある。本稿では、SWLDA や SVM、そして画像処理等で用いられる CNN といった複数の判別手法を用いて、P300 の特徴を抽出し、判別を行う方法についての検討を行う。

キーワード: Brain Computer Interface, アンサンブル学習, P300, CNN, SVM, SWLDA

1. はじめに

近年、ユーザの思考のみで機器の制御や、他者とのコミュニケーションを可能にする Brain-Computer Interface (BCI) の研究が行われている。BCI の一つに P300 speller [1] が挙げられる。日本語入力 P300 speller のインタフェースの例を図 1 に示す。P300 speller は、脳波の一種である事象関連電位 P300 を用いた文字入力型 BCI である。P300 は、オドボール課題 [2] のような頻度の異なる二種類以上の刺激をランダムに被験者に呈示したとき、意識している低頻度の刺激呈示の約 300ms 後に誘発される陽性の脳電位である。しかし、脳波は S/N 比が低く、ノイズの影響を強く受けるため、単一の脳波を用いて P300 を判別することは困難であることが多い。そこで、得られた複数の脳波を加算平均した後で、P300 を判別するが、複数の脳波の取得はユーザへの負担になると考えられる。

本稿では、画像処理で用いられる畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network : CNN) を、脳波における P300 判別に適用し、Support Vector Machine (SVM) との判別器を組み合わせたアンサンブル学習法と、P300 判別に多く用いられている StepWise Linear Discrimination Analysis (SWLDA) との判別精度の比較について検討を行う。

2. 判別手法

本節では、用いたアンサンブル学習の方法について説明する。なお用いた判別器は SVM, CNN1E [3] (なお以後本稿

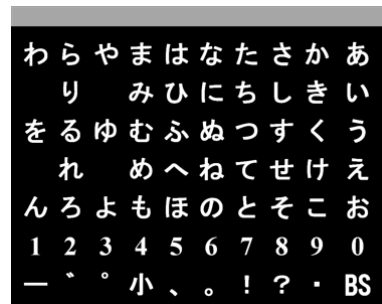


図 1 日本語 P300speller インタフェース

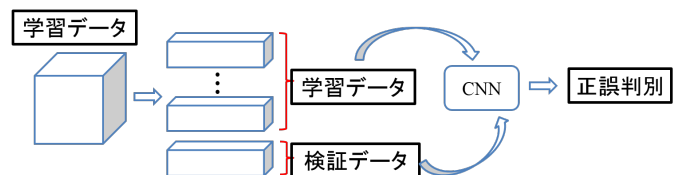


図 2 10 分割交差検証の概要図

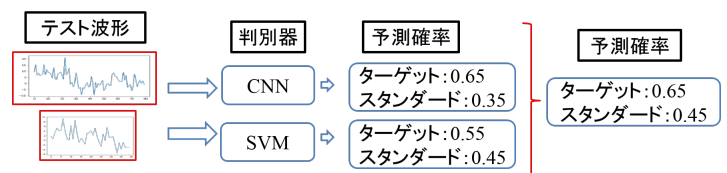


図 3 アンサンブル学習の概要図

では、CNN1E を単に“CNN”と表記する) である。CNN の詳しいパラメータ等については、[3] を参照されたい。

まず、図 2 に示すように、CNN で学習する際に用いたデータに対して、学習データ内で学習データと検証データに分割を行い、10 分割交差検証を行う。10 分割交差検証では、分割した学習データで学習し、検証データに対する正

¹ 名古屋大学 工学研究科 情報通信工学専攻

^{a)} takeichi@cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp

表 1 SVM で用いたパラメータ

	sub1	sub2	sub3
γ	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-2}	1.0×10^{-3}
C	1.0×10^2	1.0	1.0

誤判別を行う。その後、検証データに対して CNN が判別を誤った波形を、SVM に学習させる。ここで、SVM に学習させる際に、判別を誤った波形に対して移動平均を用いたダウンサンプリングを適用し、データの次元を削減する。これは、CNN で誤った波形の数が少なく (600 個程度)、5 電極分のデータ点 (400 次元) を大きく上回れないことで、過学習を引き起こすことを抑えるためである。その後、図 3 に示すように、各判別器にそれぞれ単一の EEG テストデータを入力する。SVM に対しては、学習データと同様のダウンサンプリングを行ったテストデータを入力する。各判別器は、入力された波形が P300 (ターゲット) かそうでないか (スタンダード) に対するそれぞれの確率値を算出する。その後、各判別器の確率値の最大値をとることで、それぞれターゲット/スタンダードの予測値とし、最終的にこの値が大きい方に判別を行う。

3. 実験

2 節で示したアンサンブル学習の方法で、判別性能を求めるオフライン実験を行った。ここでのオフライン実験とは、予め得られたデータを用いて行う実験である。実験には、事前に被験者 3 名 (sub1~sub3) から計測した脳波 (EEG) データを用いた。図 1 に示す日本語インターフェースを用い、サンプリングレート 1000Hz で計測を行った。脳波の計測には、国際 10-20 法に基づいた 5 電極 (Fz, Cz, Pz, O1, O2) を用いた。各電極のデータサイズは、刺激呈示から 0.8s まで 0.01s ごとにデータ点を取り、80 データ点とした。また、CNN で用いた学習データは、P300 が出ていると思われる波形 (ターゲット) 1000 個、P300 が出ないと思われる波形 (スタンダード) 1000 個をそれぞれ 100Hz にダウンサンプリングして用いた。テストデータも学習データと同様の設定である。SVM では、RBF カーネルを用いた。用いたハイパーパラメータを表 1 に示す。また、SVM では波形に対してさらに 10Hz にダウンサンプリングを行った (1 電極 8 データ点) 波形を用いた。

SWLDA とそもそもの CNN の判別率、そしてアンサンブル学習による判別正答率を表 2 に示す。表 2 から、全被験者に対して、SWDLA の精度をアンサンブル学習で上回ることができなかったことがわかる。また、アンサンブル学習を行っても、そもそもの CNN の精度に及ばなかった。そのため、CNN で間違えて判別を行った波形のみを SVM に学習させても、判別精度の向上にはつながらず、むしろ悪化することがわかった。これは、SVM で学習した CNN

表 2 アンサンブル学習による判別正答率

	sub1	sub2	sub3
SWLDA	0.70	0.64	0.76
CNN	0.69	0.66	0.76
アンサンブル	0.67	0.61	0.76

で誤った波形の中に、そもそもターゲット波形と大きくかけ離れてしまっているものが含まれていたことが原因の一つであると考えられる。また、過学習を軽減するためにダウンサンプリングを行ったが、SVM での学習データに対する精度は、どの被験者においても 0.9 以上と高いものになっており、過学習に対してあまり効果がないことがわかった。単に CNN で間違えた波形を SVM で学習させる方法は、そもそも判別すべきターゲット波形でない (ターゲットは呈示されたが、P300 が誘発されなかったなど) 可能性が考えられるため、それらの波形について解析を行う必要があると考えられる。

4. まとめと今後の課題

本稿では、CNN で誤った波形情報を学習させた SVM とのアンサンブル学習と、SWLDA との判別精度の比較を行った。結果から、今回のアンサンブル学習の方法では、判別精度の向上にはつながらなかったことがわかった。今後は、判別を誤った波形の解析等を行い、それらの波形がそもそも P300 などの特徴があるのかについて解析を行う。また SVM で学習させる際に、主成分分析等の工夫により入力データを加工することや、SWLDA も含めたアンサンブル学習によって精度が向上するか検討を行っていく予定である。

謝辞 本研究の一部は、独立行政法人科学技術振興機構 (JST) の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーション (COI) プログラム」の支援によって行われた。

参考文献

- [1] Farwell, L. A. and Donchin, E.: Talking off the Top of Your Head: Toward a Mental Prosthesis Utilizing Event-Related Brain Potentials, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6, pp. 510–523 (1988).
- [2] Debener, S., Makeig, S., Delorme, A. and Engel, A. K.: What Is Novel in the Novelty Oddball Paradigm? Functional Significance of the Novelty P3 Event-Related Potential as Revealed by Independent Component Analysis, *Cognitive Brain Research*, Vol. 22, No. 3, pp. 309–321 (2005).
- [3] 竹市幸弘, 吉川大弘, 古橋 武: 畳み込みニューラルネットワークを用いた事象関連電位 P300 の判別に関する検討 (ニューロコンピューティング), 電子情報通信学会技術研究報告 = IEICE technical report: 信学技報, Vol. 117, No. 325, pp. 43–47 (2017).